

基于稀疏表示和多特征融合的路面裂缝检测

张玉雪 唐振民 钱 彬 徐 威

(南京理工大学计算机科学与工程学院 南京 210094)

摘 要 为了提高在实际复杂背景噪声下对路面裂缝检测的精度,提出了一种基于稀疏表示和多特征融合的路面裂缝检测改进算法。该算法首先以图像子块为单位,提取对裂缝识别有效的统计、纹理和形状特征。然后,分别在各个特征矩阵下利用稀疏表示分类方法实现对裂缝子块的识别,再融合不同特征下的识别结果,设计综合识别分类器进行子块检测。最后,在识别出的裂缝子块上,采用基于视觉显著性的像素级检测方法精确提取裂缝细节。在实际高速公路路面数据库上的实验结果表明,该算法有效地提升了路面裂缝检测的精度,具有良好的鲁棒性。

关键词 裂缝检测,稀疏表示,多特征融合,视觉显著性,像素级检测

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.07.047

Pavement Crack Detection Based on Sparse Representation and Multi-feature Fusion

ZHANG Yu-xue TANG Zhen-min QIAN Bin XU Wei

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract In order to improve the performance of the practical pavement crack detection under complex background noise, an improved pavement crack detection algorithm based on sparse representation and multi-feature fusion was proposed. Firstly, this algorithm takes image sub-block as unit, and extracts statistics, texture and shape features which are effective for crack re-cognition. Then, the sparse representation classification method is adopted to realize sub-block recognition under each feature matrix separately, and a comprehensive recognition classifier for sub-block detection is designed by fusing the recognition results under different features. Finally, on the detected sub-block, a pixel-level detection method based on visual saliency is used to extract crack details accurately. The experiment results on highway pavement datasets show that the proposed algorithm can effectively improve the accuracy of pavement crack detection and has good robustness.

Keywords Crack detection, Sparse representation, Multi-feature fusion, Visual saliency, Pixel-level detection

1 引言

保持道路良好状态对于行车安全至关重要,因此,及时检测并修复路面裂缝病害具有重要的实用价值。随着计算机智能技术的发展,国内外将现代光学技术和计算机技术相结合,开发出了一系列集数据采集和自动化检测为一体的路面裂缝智能检测系统^[1],以代替传统的人工视觉检测,大大提高了工作效率^[2]。近年来,为了进一步提高路面裂缝自动检测的精度,国内外的研究学者结合计算机领域的最新技术展开深入研究并取得了一定的成果,主要方法大致可分为两类:基于图像处理的检测算法和基于模式识别的检测算法^[3]。

文献[4-6]利用裂缝像素灰度值较低的特点,采用直方图统计等全局阈值分割方法来获取裂缝信息。文献[7]利用形态学梯度算子提取路面图像的裂缝边缘。为了克服高频噪声

的影响,小波变换^[8]、NSCT变换^[9]等基于频域变换的路面裂缝检测方法相继被提出。文献[10]利用局部邻域线性扩张的显著性增强方法分割出裂缝区域。以上方法通过利用各种图像处理技术有效地增强了目标信息,在噪声干扰较少的情况下能够取得良好的检测效果,但在实际复杂的路面噪声环境中往往效果不佳。

随着模式识别技术的研究与应用的发展,相关研究学者尝试通过提取裂缝特征进行训练和分类。此类方法通常把路面图像分割为固定大小的子块来进行识别。文献[11]选择灰度均值、方差特征,对比分析了6种模式聚类方法下的识别效果。文献[12]利用SVM分类器训练子块的纹理和形状特征来实现分类。文献[13]采用稀疏自编码模型提取子块特征,并设计鉴别分析算法来进行特征降维。文献[14]通过深度学习方法中有监督的深度卷积神经网络来训练子块样本。基于

到稿日期:2017-01-21 返修日期:2017-04-15 本文受中国博士后科学基金(2014M551599),国家军口核高基“×××软件支撑平台”(2015ZX01041101)资助。

张玉雪(1994-),女,硕士生,CCF会员,主要研究方向为计算机视觉、模式识别,E-mail:zyx_njust@163.com;唐振民(1961-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能机器人、图像处理,E-mail:tang.zm@163.com(通信作者);钱彬(1989-),男,博士生,主要研究方向为计算机视觉、模式识别;徐威(1987-),男,博士,主要研究方向为计算机视觉、图像处理。

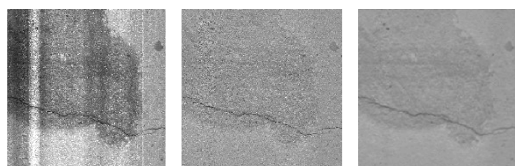
模式识别的方法有效地利用了图像的先验信息,具有较高的检测精度,但由于需要进行大量的样本训练,因此计算复杂度较高。另一方面,上述方法仅仅从裂缝的单一特征出发,没有综合考虑裂缝的多属性特征。

稀疏表示是近年来信号处理和模式识别领域的研究热点之一。稀疏表示分类方法在人脸识别中获得了成功应用^[15],已被证实对图像遮挡和像素污染具有一定的鲁棒性^[16]。受稀疏表示理论启发,本文将稀疏表示方法应用于路面裂缝检测:首先在多个特征矩阵下通过求解样本的最优稀疏系数实现对裂缝子块的识别;再通过求解各个特征的分类权重来融合识别结果;最后在子块识别结果上通过融合全局和局部显著性的检测方法提取裂缝细节。

2 图像预处理

2.1 灰度校正

现有的路面图像采集设备通常由两个具有高功率激光器的高分辨率扫描相机组成,两个激光器之间的相互干扰导致拍摄的图像往往存在明暗相间的条纹,表现为图像竖直方向上亮度分布不均,不利于裂缝全局特征的提取。为了消除这种影响,本文采用文献^[17]提出的像素级灰度校正算法。该算法依据 Retinex 颜色一致性理论,通过对数域表示像素点之间的相对强度关系来更新目标灰度值,并针对采集的图像在竖直方向上亮度分布不均的特点,选择垂直路径方向进行灰度校正。相比于传统的分块灰度校正算法,像素级灰度校正算法的校正效果更均匀,避免了由于分块大小选择不当所导致的图像模糊或边界锯齿现象。校正效果如图 1(b)所示。



(a)原图 (b)灰度校正结果 (c)平滑滤波结果

图 1 图像预处理结果

Fig. 1 Results of image preprocessing

2.2 各向异性扩散滤波

公路路面具有较强的颗粒纹理特性,为了减小纹理噪声的干扰,需要对图像进行平滑滤波处理。传统的线性滤波方法容易造成图像边缘细节模糊,为了克服这个缺陷,本文采用 Perona-Malik 提出的各向异性扩散滤波平滑算法^[18]。该算法使用有选择的边缘保护机制,在图像边缘区域停止平滑扩散,以保持边缘信息;在平坦区域进行较强的平滑,以抑制噪声干扰。路面裂缝边缘通常呈现较大的梯度值,因此本文利用梯度算子来区分裂缝边缘和路面背景,去噪效果较好。

如图 1(c)所示,本文采用的图像预处理方法在去除噪声干扰的同时能够有效地保护裂缝细节,为后续的裂缝特征抽取提供了良好的数据基础。

3 稀疏表示下的路面裂缝子块识别

相关研究表明,路面裂缝图像在统计特征、纹理特征以及形状特征上存在可分性^[11-12]。但由于单一特征信息的局限

性,传统的基于某一种或某一类特征的路面裂缝识别方法往往无法取得令人满意的效果。因此,本文利用不同特征的信息互补性,基于稀疏表示模型设计了融合多特征的分类方法。

3.1 路面子块图像的特征提取

3.1.1 统计特征

相对于路面背景来说,裂缝目标是一些灰度值较低的像素集合。文献^[11]验证了灰度均值、方差作为子块分类特征的有效性,本文在此基础上选取具有平移、尺度、旋转不变性的高阶矩特征来计算灰度均值(*mean*),标准差(*std*)和三阶(m_3)、四阶(m_4)、五阶(m_5)中心矩,以构成裂缝统计特征。其定义分别如下:

$$mean = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n I(i,j)}{n^2} \quad (1)$$

$$std = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (I(i,j) - mean)^2}{n^2 - 1}} \quad (2)$$

$$m_k = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (I(i,j) - mean)^k}{n^2} \quad (3)$$

3.1.2 纹理特征

公路路面材料颗粒及铺装厚度的不均匀性,导致路面纹理往往呈现不均匀性和弱规则性。因此,本文选择适用于随机纹理的统计型纹理特征提取方法,采用其中最典型的灰度共生矩阵(Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM)法来提取路面图像的纹理特征。

定义 GLCM 为一定距离和一定方向的两点像素灰度之间的联合概率密度。给定一幅 $W \times H$ 大小的图像 f , 像素灰度级为 L_g , 定义 GLCM 中元素 (i, j) 的值为灰度值分别为 i 和 j 、在角度 θ 方向上距离为 d 的像素点对的个数:

$$P(i, j, d, \theta) = \# \{ f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j, dis((x_1, y_1), (x_2, y_2)) = d \} \quad (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in W \times H, \theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\} \quad (4)$$

其中, $\#(x)$ 表示集合 x 中的元素个数。

基于 GLCM, Haralick 定义了 14 种纹理特征^[19], 本文选取常用的能量、对比度、相关性、熵这 4 种特征量, 分别提取子块图像在 $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 4 个方向上的灰度共生矩阵, 计算每个矩阵的 4 种特征量, 并对每种特征量求均值和方差, 组成子块图像的八维纹理特征向量。

3.1.3 形状特征

观察分析可知, 裂缝目标具有显著的线性形状特性, 且形状具有旋转、缩放、平移不变性。本文采用 p-tile 阈值法将子块图像分割为二值图像, 并根据含裂缝子块的连通域形状属性选取了 4 种形状因子。

1) 连通域面积和: 子块二值图中所有连通域的像素面积之和, 裂缝的像素面积一般占子块总面积的 20%~30%。

2) 连通域的个数: 子块二值图中所有连通域的个数, 含裂缝的子块像素的聚集性较好, 因此连通域个数较少。

3) 最大连通域长短轴比: 子块二值图中最大连通域的长轴和短轴之比, 长短轴比越大, 线状特征越明显。

4) 最大连通域圆形度: 子块二值图中最大连通域的面积与最小外接圆面积之比, 圆形度越小, 线状特征越明显。

3.2 稀疏表示分类

本文提取子块图像特征并将其输入稀疏表示分类器进行识别。在低维线性空间内,稀疏表示分类算法通过求解样本的最优稀疏系数来确定样本类别,其基本思想如下:给定共包含 C 个类别的训练样本,设其中第 i 类有 $n_i (i=1,2,\dots,C)$ 个样本。用列向量 v 表示每个样本的特征向量,则第 i 类样本数据可以用矩阵 $A_i = [v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n_i}]$ 表示。给定一个新的属于第 i 类的样本 y ,则 y 可以用第 i 类中的所有样本近似线性表示:

$$y = \alpha_{i,1} v_{i,1} + \alpha_{i,2} v_{i,2} + \dots + \alpha_{i,n_i} v_{i,n_i} \quad (5)$$

其中, $\alpha_{i,j}$ 为线性系数。由 A_i 构成完备的训练字典 $A = [A_1, A_2, \dots, A_C]$,用字典 A 来表示 y :

$$y = Ax_0 \quad (6)$$

其中, $x_0 = [0, \dots, 0, \dots, \alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,n_i}, \dots, 0, \dots, 0]^T$ 为系数向量,除与第 i 类对应的系数外,其余系数均为 0。对于待测试样本 y' ,稀疏表示分类通过找出 y' 的最稀疏线性表示来确定其所属类别。将稀疏系数求解表示为如下优化问题:

$$\hat{x} = \arg \min_x \|x\|_1 \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \|y - Ax\|_2 \leq \epsilon$$

为了方便求解,进一步将式(7)转化为无不等式约束的拉格朗日形式:

$$\arg \min_x \frac{1}{2} \|y - Ax\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 \quad (8)$$

这是一个典型的 L_1 优化问题,本文采用 L_1 优化工具包^[20]进行求解。

3.3 融合多特征的决策分类

不同特征对最终分类决策的贡献不同,在带有真值标签的训练样本上的分类准确率决定了其参与决策的权重。受稀疏表示分类原理的启发,本文将权重求解转化为最小化训练样本识别误差的优化问题。给定训练样本集合 T_s ,其中共包含 n 个样本,假设其中某个训练样本 $y_i (i=1,2,\dots,n)$ 在不同特征下的分类结果为 $\{h_{i,j} | j=1,2,3\}$,定义决策矩阵 $B = [B_{i,j}]$ 如下:

$$B_{i,j} = g(z_i, h_{i,j}) = \begin{cases} 1, & \text{if } z_i = h_{i,j} \\ -1, & \text{if } z_i \neq h_{i,j} \end{cases} \quad (9)$$

其中, z_i 是样本 y_i 的真实类别标记。 $B_{i,j} = 1$ 表示样本 y_i 在第 j 个特征下的分类结果是正确的。设 $w = [w_1, w_2, w_3]$ 为 3 种特征的权重向量,求解权重向量的最优化问题定义如下:

$$\hat{w} = \arg \min_w \|e - Bw\|_2 + \alpha \|w\|_1 \quad (10)$$

$$\text{s. t. } w_j > 0, j=1,2,3$$

其中, $e = [1; 1; 1]$ 是一个单位列向量, α 用来控制稀疏项权重。由于式(10)中的目标函数具有非负约束项,本文采用乘性迭代方法^[21]对其进行简单有效的快速求解。在非负约束条件下,其稀疏正则项等价于 $w^T e$,因此式(10)等价于求解如下优化问题:

$$\hat{w} = \arg \min_w \|e - Bw\|_2 + \alpha w^T e \quad (11)$$

$$\text{s. t. } w \geq 0$$

对于约束 $w \geq 0$,定义拉格朗日乘子向量 θ ,其对应的拉

格朗日函数为:

$$F = \text{Tr}(-2e^T Bw + w^T B^T Bw) + \alpha \text{Tr}(w^T e) + \text{Tr}(\theta^T w) \quad (12)$$

其中, $\text{Tr}(\cdot)$ 表示矩阵求迹。对 w 求导可得:

$$\frac{\partial F}{\partial w} = -2B^T e + 2B^T Bw + \alpha e + \theta \quad (13)$$

根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件^[22] $\theta_i w_i = 0$, 有:

$$-2(B^T e)_i w_i + 2(B^T Bw)_i w_i + \alpha e_i w_i + \theta_i w_i = 0 \quad (14)$$

从而可以得到变量 w 的最终迭代公式:

$$w \leftarrow w * \frac{(B^T e)^+ + (B^T Bw)^-}{(B^T e)^- + (B^T Bw)^+ + \frac{1}{2}\alpha e} \quad (15)$$

其中, $*$ 表示矩阵点乘操作。给出任意变量 q 的定义:

$$q^+ = (|q| + q)/2, q^- = (|q| - q)/2 \quad (16)$$

根据求得的权重值 w , 样本 y_i 的最终分类为:

$$z_i = \arg \max_k \{ \sum_j w_j | h_{i,j} = k \} \quad (17)$$

裂缝子块多特征融合的具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 基于稀疏表示的裂缝子块多特征融合算法

输入: 裂缝样本集 $y_i (i=1,2,\dots,n)$ 及其在不同特征下的分类结果 $\{h_{i,j} | j=1,2,3\}$

输出: 裂缝样本集的最终分类结果 $z_i (i=1,2,\dots,n)$

步骤 1 随机初始化权重向量 w ;

步骤 2 根据式(9)构造决策矩阵 B ;

步骤 3 根据式(15)重复迭代更新 w 值;

步骤 4 根据式(17)对样本集进行最终分类。

由于变量 w 采用了乘性迭代算法进行更新,因此需要对其迭代规则进行收敛性证明,以确保最终的目标函数收敛。为证明其收敛性,首先引入相关定义和引理。

定义 1 如果函数 G 满足条件 $G(x, x') \geq F(x)$ 且 $G(x, x) = F(x)$, 则称 G 是 F 的辅助函数。

引理 1 如果函数 G 是 F 的辅助函数,则 F 在下面的条件下是非增的:

$$x^{t+1} = \arg \min_x G(x, x^t) \quad (18)$$

证明:

$$F(x) F(x^{t+1}) \leq G(x^{t+1}, x^t) \leq G(x^t, x^t) \leq F(x^t) \quad (19)$$

证毕。

定义 F_{w_a} 为目标函数式(11)对应变量 w 的部分,则对应的一阶导数和二阶导数分别为:

$$F'_{w_a} = \left(\frac{\partial F}{\partial w} \right)_a = (-2B^T e + 2B^T Bw + \alpha e + \theta)_a \quad (20)$$

$$F''_{w_a} = 2(B^T B)_{aa} \quad (21)$$

引理 2 函数

$$G(w, w_a^{(t)}) = F_{w_a}(w_a^{(t)}) + F'_{w_a}(w_a^{(t)})(w - w_a^{(t)}) + \frac{(B^T e)_a^- + (B^T Bw)_a^+ + \frac{1}{2}\alpha(e)_a}{w_a^{(t)}} (w - w_a^{(t)})^2 \quad (22)$$

是 F_{w_a} 的辅助函数。

证明:由定义 1 容易得到 $G(w, w) = F_{w_a}(w)$, 因此仅需证明 $G(w, w_a^{(t)}) \geq F_{w_a}(w)$ 。对 F_{w_a} 进行泰勒扩展,有:

$$F_{w_a}(w) = F_{w_a}(w_a^{(t)}) + F'_{w_a}(w_a^{(t)})(w - w_a^{(t)}) + \frac{1}{2} F''_{w_a}$$

$$\begin{aligned}
 & (\omega_a^{(t)}) (\omega - \omega_a^{(t)})^2 \\
 &= F_{\omega_a} (\omega_a^{(t)}) + F'_{\omega_a} (\omega_a^{(t)}) (\omega - \omega_a^{(t)}) + (B^T B)_{aa}^+ \\
 & (\omega - \omega_a^{(t)})^2 \tag{23}
 \end{aligned}$$

对比式(22),有 $(B^T B w)_a^+ = \sum_{i=1}^3 (B^T B)_{ia}^+ \omega_a \geq (B^T B)_{aa}^+ \omega_a$,从而可以得到 $G(\omega, \omega_a^{(t)}) \geq F_{\omega_a}(\omega)$,证毕。

定理 1 目标函数式(11)在更新规则(15)下是非增的,当且仅当 ω 处于稳定点时目标函数式不变。

证明:将式(22)代入式(18)可以得到:

$$\begin{aligned}
 \omega_a^{t+1} &= \omega_a^t - \omega_a^t \frac{F'_{\omega_a}(\omega_a^t)}{2(B^T e)_a^- + 2(B^T B w)_a^+ + \alpha(e)_a} \\
 &= \omega_a^t \frac{((B^T e)^+ + (B^T B w)^-)_a}{((B^T e)^- + (B^T B w)^+ + \frac{1}{2}\alpha e)_a}
 \end{aligned}$$

该式即为式(15)对应的逐个元素更新规则。由于式(11)是对应的辅助函数,因此定理 1 得证。

4 裂缝子块的像素级检测

基于子块的裂缝识别方法实现了路面裂缝的初步定位,为了进一步分析路面裂缝的形态,实际工作中往往需要精确检测出裂缝细节。本文基于图像显著性检测方法,综合利用裂缝像素在全局角度和局部角度的对比度信息进行裂缝细节提取。

4.1 全局视觉显著性

从全局频域角度分析,路面背景随机纹理是一种频率比裂缝边缘高但幅值较低的信号。因此本文采用频率调谐(FT)方法^[23]去除高频噪声,保留目标区域的边缘显著性,突出裂缝整体在全局的对比度。首先对图像进行高斯模糊处理,以滤除具有高频信号的随机纹理噪声,得到 I_g :

$$G(i, j, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(i^2 + j^2)}{(2\sigma^2)}} \tag{24}$$

$$I_g(i, j) = I(i, j) * G(i, j, \sigma) \tag{25}$$

然后计算图像的灰度均值为 I_μ ,将 I_g 中每个像素点的灰度值与 I_μ 的欧氏距离作为该点的全局显著值:

$$S_g(i, j) = (I_g(i, j) - I_\mu)^2 \tag{26}$$

4.2 局部视觉显著性

从局部角度观察,裂缝具有特定的方向和线状特征,并且在局部裂缝方向上,裂缝像素呈现更为突出的低灰度值的特性。因此,本文采用像素点在不同方向上的灰度对比度来定义局部显著值。如图 2 所示,在以求像素点为圆心的圆形窗口上取 4 个邻域方向(0°, 45°, 90°, 135°)上的点作为邻域像素点,并根据式(27)计算每个方向的邻域特征值:

$$\begin{aligned}
 B_\theta &= \text{median}(B_{-r * x_\theta, -r * y_\theta}, B_{(-r+1) * x_\theta, (-r+1) * y_\theta}, \dots, \\
 & B_{r * x_\theta, r * y_\theta}) \\
 x_\theta &= \sin \theta, y_\theta = \cos \theta \tag{27}
 \end{aligned}$$

其中, r 为邻域半径。定义局部显著值如下:

$$S_l = 1 - \frac{\min(B_\theta)}{\max(B_\theta)} \tag{28}$$

根据裂缝宽度和实验效果分析,将 r 的取值设定为 4。

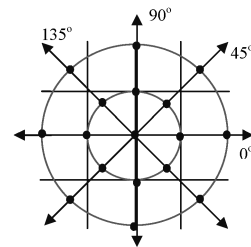


图 2 邻域窗口示意图
Fig. 2 Diagram of domain window

4.3 全局和局部显著性融合

为了进一步增强裂缝目标的对比度,本文提出了一种基于置信度的显著性融合策略。显著性置信度的大小由显著性区域的面积范围和空间分布信息决定。

1)面积范围:设显著性区域的面积占图像面积的比例为 R_s ,当 $R_s \in [0.2, 0.3]$ 时,取面积因子 $W_{\text{area}} = R_s$,否则 $W_{\text{area}} = 0.05$ 。

2)空间分布信息:裂缝区域往往是紧密连续的,因此显著性区域分布越紧凑,检测结果的可信度就越高。定义空间分布因子为:

$$W_{\text{space}} = \frac{\sum_{(x,y)} ((x - S_x)^2 + (y - S_y)^2) \cdot S(x, y)}{\sum_{(x,y)} S(x, y)} \tag{29}$$

其中, $S_x = \frac{\sum_{(x,y)} x \cdot S(x, y)}{\sum_{(x,y)} S(x, y)}$, $S_y = \frac{\sum_{(x,y)} y \cdot S(x, y)}{\sum_{(x,y)} S(x, y)}$,它们分别为显著值在 x 轴和 y 轴上的空间期望值, $S(x, y)$ 表示点 (x, y) 的显著值。

显著性置信度 W_{con} 的定义为:

$$W_{\text{con}} = \frac{W_{\text{area}}}{W_{\text{space}}} \tag{30}$$

视觉显著性融合的具体步骤如下:

1)按式(31)规范全局和局部视觉显著图:

$$N(S) = \frac{S - \min S}{\max S - \min S} \tag{31}$$

2)计算全局、局部显著性置信度 ω_g, ω_l ;

3)按式(32)融合生成综合视觉显著图:

$$\begin{aligned}
 S_z &= \omega_l S_l + \omega_g S_g + \omega_z S_l S_g \\
 \omega_z &= \frac{\omega_l + \omega_g}{2} \tag{32}
 \end{aligned}$$

对于综合显著图中的少量残留噪声,本文采用第 3.1.3 节描述的面积、长短轴比和圆形成度 3 种形状因子进行滤除。

5 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,在表 1 所列的两组数据集上进行实验。其中,HN(沪宁高速)数据集由图 3(a)所示的采集设备在高速公路路段上获取。该设备以红外激光器为光源来避免自然光的干扰,利用 GPS 差分编码器控制并接收高速线阵 CCD 相机拍摄的图片,一定周期内将数据编码为一幅图片并传送到图 3(b)所示的数据处理系统进行识别检测。该系统运行在奔腾双核 7400, 2.8GHz CPU, 16GB 内存的工控机上,并采用 VS2010 和 Matlab2015 混合编程。实验分为两部分:第一部分是子块图像识别率的对比实验,将本文算法

与常用模式识别分类算法(BP 神经网络^[24]、SVM 分类器^[12]和 K-Means 聚类算法^[11])进行比较;第二部分将子块检测提取的裂缝目标与传统裂缝检测结果(P-tile 阈值分割、Canny 边缘检测和 Wavelet 多尺度小波变换)进行比较。

表 1 实验数据集

Table 1 Experimental data sets

数据集	数据来源	数据量/幅	图像分辨率	图像噪声
HN 数据集	实际工程采集	216	512×512	存在明暗条纹、行道线、油斑等复杂噪声
CrackIT 数据集	Oliveria 等人提供的公开数据集	57	2048×1536	光照均匀、噪声较少、裂缝目标清晰



图 3 室外和室内实验环境

Fig. 3 Outdoor and indoor experimental environment

5.1 子块识别对比实验

将经过预处理的图像分割为 64×64 大小的子块,人工标记子块类型,并从中采样构成正负样本数量均匀的训练数据集。运用各个分类算法判断测试样本类别,并与人工类别标签进行对比,计算出准确率、召回率和 F-measure(F_β)^[10]。

如图 4 所示,本文算法的 3 项指标明显优于其他几种算法,且在具有复杂噪声的 HN 数据集上的优势更突出。本文算法通过有效地融合多种特征的稀疏表示分类结果,克服了复杂背景噪声的干扰,提高了分类可靠性,达到了更精确的分类效果。部分图像的认识结果如图 5 和图 6 所示。

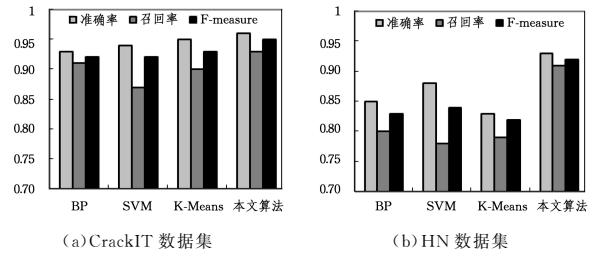


图 4 准确率、召回率和 F-measure 柱状图

Fig. 4 Histogram of precision, recall and F-measure

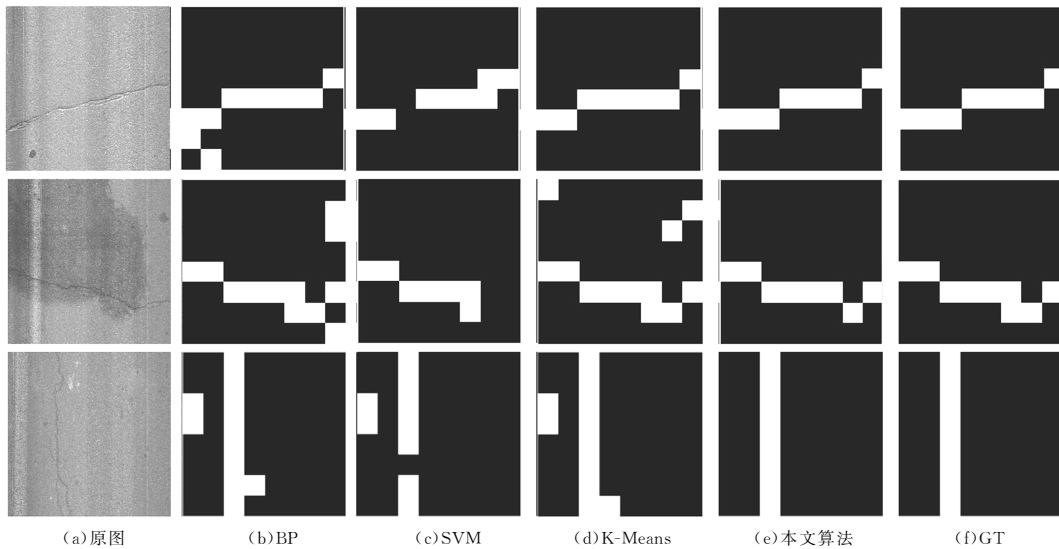


图 5 各算法在 HN 数据集上的子块识别结果

Fig. 5 Block recognition results of each algorithm on HN data set

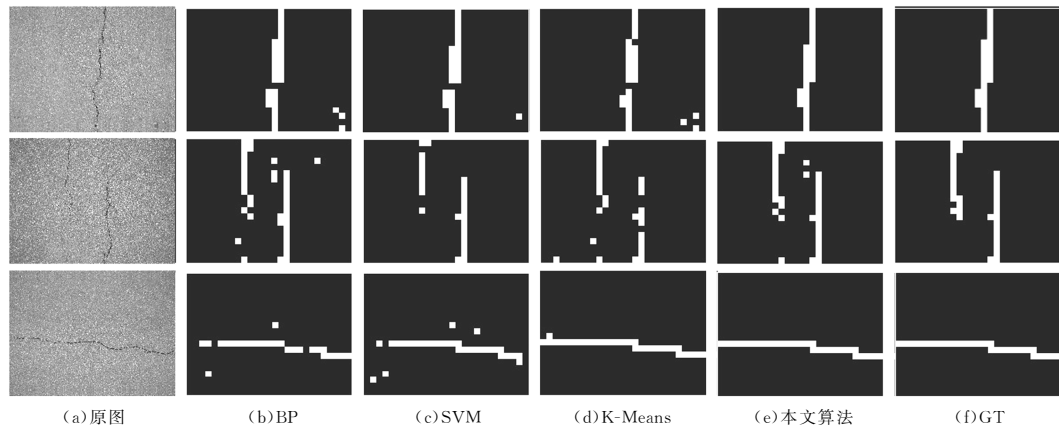


图 6 各算法在 CrackIT 数据集上的子块识别结果

Fig. 6 Block recognition results of each algorithm on CrackIT data set

5.2 裂缝细节的提取结果

各算法对裂缝细节的提取效果如图7和图8所示。P-tile混杂了较多与裂缝灰度值相近的较暗噪声；Canny残留了部分

边缘信号较强的噪声；Wavelet虽然噪声较少，但因难以提取细小裂缝段，导致了明显的断裂。本文算法能够检测出大部分的真实裂缝区域，且在轻重程度不一的裂缝处无明显断裂。

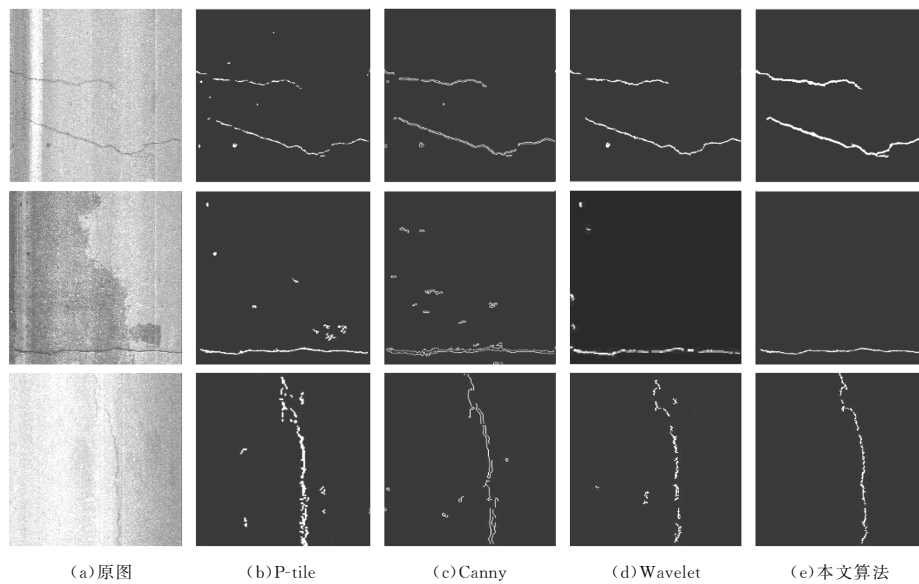


图7 各算法在HN数据集上的裂缝提取结果

Fig. 7 Crack extraction results of each algorithm on HN data set

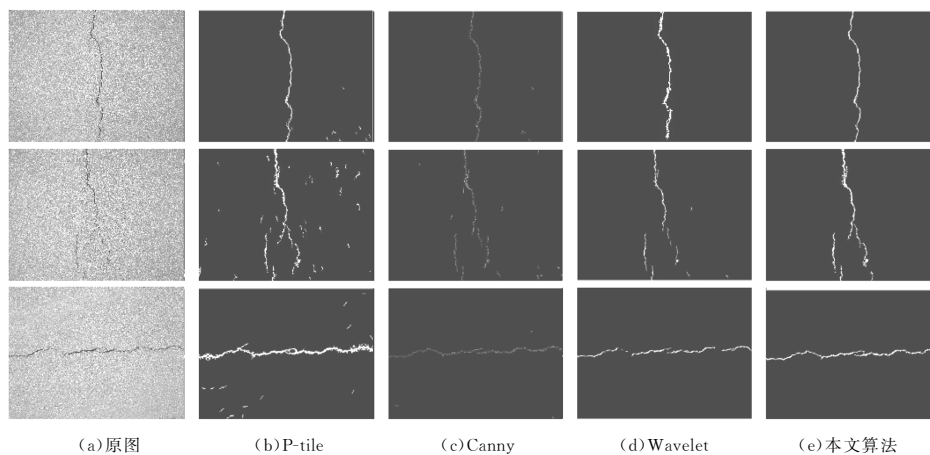


图8 各算法在CrackIT数据集上的裂缝提取结果

Fig. 8 Crack extraction results of each algorithm on CrackIT data set

5.3 时间复杂度分析

各算法在HN数据集上的平均运行时间如表2所列。其中，基于模式识别的检测算法需要进行子块特征提取和训练，相比于传统的图像处理算法，其时间复杂度较高。为了有效提高裂缝检测精度，本文算法采用了多特征融合分类技术，因此时间复杂度略高于基于单一特征的分类算法。

表2 各算法的平均运行时间对比

Table 2 Comparison of average running time of each algorithm

(单位:s)			
算法	运行时间	算法	运行时间
BP	6.7	P-tile	2.3
SVM	9.3	Canny	1.8
K-Means	8.1	Wavelet	1.4
本文算法	12.4		

目前，国内外的实际路面裂缝检测系统可分为线上处理

和线下处理两种模式。线上处理往往采用一些简单的图像处理方法，以满足实时性要求，但此类方法的检测精度较低，检测结果的可信度不高。因此，目前针对检测算法的研究倾向于线下处理，以运行时间为代价来换取更高的检测精度。本文算法在较高检测精度的基础上能够满足线下处理的时间要求，并且后续工作将针对本文算法进行并行优化^[25]以进一步提高检测速度。

结束语 本文利用稀疏表示分类方法，通过对裂缝图像多特征的有效融合，提升了裂缝识别的准确率，且其也对复杂环境具有较强的鲁棒性。下一步将继续研究裂缝的有效特征和融合方法，以进一步提高检测精度。另一方面，将通过研究并行优化方法来提高算法的处理速度。

参考文献

[1] CHENG H D, MIYOJIM M. Automatic pavement distress de-

- tection system [J]. *Journal of Information Sciences*, 1998, 108(1): 219-240.
- [2] ZHANG D J, LI Q Q, CHEN Y, et al. Asphalt Pavement Crack Detection Based on Spatial Clustering Feature [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(3): 443-454. (in Chinese)
张德津, 李清泉, 陈颖, 等. 基于空间聚集特征的沥青路面裂缝检测方法[J]. *自动化学报*, 2016, 42(3): 443-454.
- [3] QIAN B, TANG Z M, SHEN X B, et al. Pavement crack detection based on multi-feature manifold learning and matrix factorization [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(7): 1639-1646. (in Chinese)
钱彬, 唐振民, 沈肖波, 等. 基于多特征流形学习和矩阵分解的路面裂缝检测[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(7): 1639-1646.
- [4] GAO J Z, REN M W, TANG Z M, et al. Automatic road crack detection and identification [J]. *Computer Engineering*, 2003, 29(2): 149-150. (in Chinese)
高建贞, 任明武, 唐振民, 等. 路面裂缝的自动检测与识别[J]. *计算机工程*, 2003, 29(2): 149-150.
- [5] LI Q, LIU X. Novel Approach to Pavement Image Segmentation Based on Neighboring Difference Histogram Method [C] // *Congress on Image and Signal Processing*. New York: IEEE Press, 2008: 792-796.
- [6] LIU F, XU G, YANG Y, et al. Novel approach to pavement cracking automatic detection based on segment extending [C] // *International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling*. New York: IEEE Press, 2008: 610-614.
- [7] YAN M D, BO S B, HE Y Y. A method of image detection and analysis for pavement crack based on morphology [J]. *Journal of Engineering Graphics*, 2008, 29(2): 142-147. (in Chinese)
闫茂德, 伯绍波, 贺昱曜. 一种基于形态学的路面裂缝图像检测与分析方法[J]. *工程图学学报*, 2008, 29(2): 142-147.
- [8] NEJAD F M, ZAKERI H. An optimum feature extraction method based on Wavelet-Radon Transform and Dynamic Neural Network for pavement distress classification [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(8): 9442-9460.
- [9] MA C X, ZHAO C X, HU Y, et al. Road crack detection based on NSCT and morphology [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2009, 21(12): 1761-1767. (in Chinese)
马常霞, 赵春霞, 胡勇, 等. 结合 NSCT 和图像形态学的路面裂缝检测[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2009, 21(12): 1761-1767.
- [10] XU W, TANG Z M, LV J Y. Pavement crack detection based on image saliency [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(1): 69-77. (in Chinese)
徐威, 唐振民, 吕建勇. 基于图像显著性的路面裂缝检测[J]. *中国图象图形学报*, 2013, 18(1): 69-77.
- [11] OLIVEIRA H, CORREIA P L. Automatic road crack detection and characterization [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2013, 14(1): 155-168.
- [12] HU Y, ZHAO C, WANG H. Automatic pavement crack detection using texture and shape descriptors [J]. *Iete Technical Review*, 2014, 27(5): 398-405.
- [13] QIAN B, TANG Z M, XU W, et al. Pavement crack detection algorithm based on sub-patch discriminant analysis [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(12): 1652-1663. (in Chinese)
钱彬, 唐振民, 徐威, 等. 子块鉴别分析的路面裂缝检测[J]. *中国图象图形学报*, 2015, 20(12): 1652-1663.
- [14] ZHANG L, YANG F, ZHANG Y D, et al. Road crack detection using deep convolutional neural network [C] // *IEEE International Conference on Image Processing*. New York: IEEE Press, 2016.
- [15] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210-227.
- [16] YIN H F, WU X J, CHEN S G. Improved LSRC and its application in face recognition [J]. *Computer Science*, 2015, 42(8): 48-51. (in Chinese)
尹贺峰, 吴小俊, 陈素根. 改进的局部稀疏表示分类算法及其在人脸识别中的应用[J]. *计算机科学*, 2015, 42(8): 48-51.
- [17] QIAN B, TANG Z, XU W. Pavement crack detection based on improved tensor voting [C] // *International Conference on Computer Science & Education*. 2014: 397-402.
- [18] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 629-639.
- [19] HARALICK R M. Texture features for image classification [J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1975, 3(6): 610-621.
- [20] ZHANG Z, XU Y, YANG J, et al. A Survey of Sparse Representation: Algorithms and Applications [J]. *IEEE Access*, 2015, 3: 490-530.
- [21] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. *Nature*, 1999, 401(6755): 788-791.
- [22] CAI D, HE X, HAN J, et al. Graph Regularized Nonnegative Matrix Factorization for Data Representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2011, 33(8): 1548-1560.
- [23] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2009: 1597-1604.
- [24] CHU X M, WANG R B. Asphalt Pavement Surface Distress Image Recognition Based on Neural Network [J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2004, 28(3): 373-376. (in Chinese)
初秀民, 王荣本. 基于神经网络的路面破损图像识别研究[J]. *武汉理工大学学报*, 2004, 28(3): 373-376.
- [25] DOYCHEVA K, KOCH C, KÖNIG M. GPU-Enabled Pavement Distress Image Classification in Real Time [J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2016, 31(3): 1943-1952.